

2006, том 42, № 2

УДК: 519.688

Г. В. Пушкарева

(Новосибирск)

**ПРИМЕНЕНИЕ ГИБРИДНОГО ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА
ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ МАРШРУТОВ**

Рассматривается реализация автоматизированного проектирования маршрутов обхода геометрических объектов посредством технологий искусственного интеллекта. Представлены математическая модель задачи маршрутизации для обхода геометрических объектов с внутренними контурами и гибридный генетический алгоритм для осуществления поиска эффективной траектории посредством объединения методологии генетического программирования с традиционными вычислительно-поисковыми процедурами. Создано программное обеспечение для САПР, взаимодействующее с графической базой данных систем.

Введение. Целью данной работы является построение маршрута обхода геометрических объектов с внутренними контурами посредством гибридного генетического алгоритма для осуществления поиска эффективной траектории движения режущего инструмента, которая состоит из следующих элементов:

- 1) внешних контуров вырезаемых деталей;
- 2) внутренних контуров;
- 3) траекторий, связывающих смежные контуры (вырезаемые с одной врезки);
- 4) траекторий переходов инструмента в выключенном состоянии от одной точки врезки к другой.

При резке тонколистового металла маршруты типа 3, как правило, отсутствуют, поскольку каждая деталь вырезается в этом случае с отдельной врезки. Для толстолистового проката затраты на сквозную пробивку металла оказываются столь значительными, что экономически целесообразным становится обработка деталей без выключения режущего инструмента.

Таким образом, задача состоит в минимизации траекторий активного и холостого хода, числа врезок и в оптимизации переходов от одной врезки к другой. Исходными данными для задачи построения рационального маршрута являются технологические карты раскроя. Конфигурацию плана раскроя образуют внутренние и внешние контуры вырезаемых деталей. Особенность и сложность задачи заключается в том, что она имеет дискретно-непрерывную структуру. При решении данной задачи возникает ряд различных

технологических ограничений, связанных со спецификой исполнительного инструмента.

Аналогичные по формальной постановке прикладные задачи могут быть сформулированы при построении рациональных коммуникационных сетей, при решении прикладных задач размещения и обслуживания оборудования, при проектировании сетей связи с кольцевой архитектурой, для автоматизации проектирования технологии обработки деталей, минимизирующей перемещение инструмента с двумя степенями свободы и т. п. [1].

Для таких трудных с вычислительной точки зрения проблем один из подходов состоит в ослаблении требования глобальной оптимальности результата с заменой исчерпывающего поиска приближенным, что приводит к более эффективным алгоритмам. При этом в большинстве случаев ожидается более чем умеренный проигрыш в качестве полученного результата. При решении поставленной задачи в основном применяются эвристические методы и комбинированные алгоритмы, так как для ее решения при количестве деталей из реальных практических задач не существует точных методов, дающих результат за приемлемое время [2–6].

Для нахождения приближенного решения задачи в данной работе предложено использовать гибридный генетический алгоритм, обладающий устойчивостью к попаданию в точки локальных экстремумов и способностью постоянно увеличивать качество популяции от поколения к поколению. Способ решения рассматриваемой задачи основан на интеграции технологий искусственного интеллекта, математического программирования и вычислительно-поисковых процедур.

Реализация гибридного генетического алгоритма представляет собой приложение систем AutoCAD и Техтран, которое внедрено в состав программного комплекса «Техтран – фигурный раскрой» на ОАО «Ижорские заводы» и ООО «НИП-Информатика» (г. Санкт-Петербург).

Постановка задачи оптимизации траектории движения исполнительного инструмента. Имеется множество деталей, состоящих из внутренних и внешних контуров. Каждый контур имеет начальную точку вырезки (x_i, y_i) , принадлежащую i -му контуру ($i=1, 2, \dots, n$). Обозначим расстояние между начальными точками вырезки i -го и j -го контуров через L_{ij} ($i, j=0, 1, \dots, n$). Причем равенство нулю индекса i (или j) означает соответствие началу координатной системы, т. е. точке $(0, 0)$. Необходимо найти кратчайший маршрут k^* из множества K допустимых маршрутов $k = (i_1, i_2, \dots, i_n)$, где (i_1, i_2, \dots, i_n) – произвольная перестановка чисел $1, 2, \dots, n$. Задача принимает вид

$$F(k^*) = \min \left(L_{0i_1}(x_{i_1}, y_{i_1}) + \sum_{j=1}^{n-1} L_{i_j i_{j+1}}(x_{i_j}, y_{i_j}, x_{i_{j+1}}, y_{i_{j+1}}) + L_{i_n 0}(x_{i_n}, y_{i_n}) \right).$$

Контурные вырезаемых деталей – это геометрические объекты, являющиеся совокупностями отрезков прямых и дуг окружностей. В системе AutoCAD данные геометрические объекты представляются полилиниями. В частном случае контурные вырезаемых деталей могут быть представлены окружностями.

Для определенной технологической карты раскроя контуры вырезаемых деталей можно описать аналитически в виде совокупности параметрических уравнений:

$$x_i = a_i + r_i \cos t_i, \quad y_i = b_i + r_i \sin t_i,$$

где $0 \leq i \leq m-1$ (m – количество окружностей), $0 \leq t_i < 2\pi$, a_i, b_i – координаты центра i -й окружности, r_i – радиус i -й окружности;

$$x_{ij} = x_{ij1} + (x_{ij2} - x_{ij1})t_{ij}, \quad y_{ij} = y_{ij1} + (y_{ij2} - y_{ij1})t_{ij},$$

где $m \leq i \leq m+n-1$ (m – количество окружностей и n – количество полилиний), $0 \leq j \leq p-1$ (p_i – количество отрезков в i -й полилинии), $0 \leq t_{ij} \leq 1$, x_{ij1}, y_{ij1} и x_{ij2}, y_{ij2} – координаты конечных точек j -го отрезка i -й полилинии;

$$x_{ij} = a_{ij} + (x_{ij1} - a_{ij}) \cos t_{ij} - (y_{ij1} - b_{ij}) \sin t_{ij},$$

$$y_{ij} = b_{ij} + (y_{ij1} - b_{ij}) \cos t_{ij} + (x_{ij1} - a_{ij}) \sin t_{ij},$$

где $m \leq i \leq m+n-1$ (m – количество окружностей и n – количество полилиний), $p_i \leq j \leq p_i + d_i - 1$ (p_i – количество отрезков в i -й полилинии и d_i – количество дуг в i -й полилинии), $0 \leq t_{ij} \leq \varphi_{ij}$ при $\varphi_{ij} > 0$ и $\varphi_{ij} \leq t_{ij} \leq 0$ при $\varphi_{ij} < 0$ (φ_{ij} – угол стянутого дугового сегмента, $\varphi_{ij} = 4 \arctg k_{ij}$, где k_{ij} – кривизна этого сегмента), x_{ij1}, y_{ij1} и x_{ij2}, y_{ij2} – координаты концов j -й дуги i -й полилинии, a_{ij}, b_{ij} – координаты центра j -й дуги i -й полилинии, определяемые следующим образом:

$$a_{ij} = \frac{(x_{ij1} + x_{ij2})(1 - \cos \varphi_{ij}) - (y_{ij2} - y_{ij1}) \sin \varphi_{ij}}{2(1 - \cos \varphi_{ij})},$$

$$b_{ij} = \frac{(y_{ij1} + y_{ij2})(1 - \cos \varphi_{ij}) + (x_{ij2} - x_{ij1}) \sin \varphi_{ij}}{2(1 - \cos \varphi_{ij})}.$$

Координаты вершин и кривизна участков полилиний, координаты центров и радиусы окружностей содержатся в подписках с соответствующими кодами в графической базе данных чертежа [7].

При формировании порядка обработки контуров деталей важным является то, что внешний контур детали обрабатывается только после внутренних контуров.

Для реализации этого ограничения формируется матрица структуры технологической карты раскроя $V_{n \times n} = (v_{ij})_{n \times n}$, где n – количество контуров деталей ($i, j = 0, 1, 2, \dots, n-1$). Элемент матрицы $v_{ij} = 1$, если i -й контур принадлежит внутренней области j -го контура, иначе $v_{ij} = 0$. Любое решение данной задачи должно соответствовать сформированной матрице $V_{n \times n}$, т. е. в случае $v_{ij} = 1$ необходимо, чтобы i -й контур вырезался ранее j -го контура.

Метод решения задачи маршрутизации. Для приближенного поиска оптимальной топологии обхода плана раскроя могут быть применены различные эвристические методы поиска решения. Наилучшее приближение для конкретных исходных данных (конкретной карты раскроя) можно найти путем последовательного применения различных эвристических методов, используя для сравнительной оценки качества приближения длину получен-

ного маршрута. Наиболее популярны три следующих эвристических алгоритма решения сформулированной задачи [1, 8]: 1) метод ближайшего соседа; 2) метод включения ближайшего города; 3) метод самого дешевого включения.

Эвристические методы перечислены в порядке улучшения верхней оценки качества приближенного решения и соответственно увеличения вычислительной трудоемкости. Алгоритмы этой группы в метрическом пространстве имеют относительную погрешность 2 и время работы $O(n^2)$, где n – число пунктов обхода плана [9].

Однако методы 1 и 3 мало эффективны для сложных карт раскроя, а метод 2 не учитывает дискретно-непрерывную структуру задачи.

При применении известных методов комбинаторной оптимизации необходимо принимать во внимание дискретно-непрерывную структуру рассматриваемой задачи, что ведет к построению комбинированных алгоритмов. Для нахождения приближенного решения задачи в работе был использован гибридный генетический алгоритм.

Впервые методология моделирования эволюции, основанная на аналогии процессов натуральной селекции в биологии, была применена Холландом в 1975 г. к искусственным системам [10]. Использование данного метода обусловлено хорошими результатами, полученными зарубежными учеными при решении различных задач из САПР и АСТПП [11], и простотой идеи метода, позволяющей сосредоточиться на его эффективной реализации.

Генетические алгоритмы, являясь одной из парадигм эволюционных вычислений, представляют собой алгоритмы поиска, построенные на принципах, сходных с принципами естественного отбора и генетики [12, 13]. Они объединяют в себе принцип выживания наиболее перспективных особей-решений и обмен информацией, в котором присутствует элемент случайности и который моделирует природные процессы наследования и мутации. Преимущества генетических алгоритмов становятся более очевидными, если рассмотреть основные их отличия от традиционных методов [14].

1. Генетические алгоритмы работают с кодами, в которых представлен набор параметров, напрямую зависящих от аргументов целевой функции. Причем интерпретация этих кодов происходит только перед началом работы алгоритма и после завершения его работы для получения результата.

2. Для поиска генетический алгоритм использует несколько точек поискового пространства одновременно, а не переходит от точки к точке, как в традиционных методах. Это позволяет преодолеть один из недостатков – опасность попадания в локальный экстремум целевой функции, если она не является унимодальной.

3. Генетические алгоритмы в процессе работы не используют никакой дополнительной информации, что повышает скорость работы. Единственной применяемой информацией может быть область допустимых значений параметров и целевой функции.

4. Генетический алгоритм использует как вероятностные правила для порождения новых точек анализа, так и детерминированные правила для перехода от одних точек к другим. Одновременное применение элементов случайности и детерминированности дает значительно больший эффект, чем раздельное.

Общая схема алгоритма решения задачи. В гибридном генетическом алгоритме начальная популяция формируется случайным образом. Для увеличения скорости сходимости генетического алгоритма в нее включается

хромосома, описывающая путь по «жадному» алгоритму. Для рассматриваемой задачи хромосома описывает порядок вырезания контуров деталей с указанием координат начала вырезки каждого контура, поэтому имеет дискретно-непрерывную структуру. Для хромосомы вычисляется целевая функция $F(k)$, называемая эволюционной, где k – маршрут, описываемый хромосомой. В данном случае целевая функция представляет собой длину траектории движения режущего инструмента. Каждый ген в хромосоме состоит из порядкового номера вырезаемого контура и координат начала его вырезки. Любое решение, закодированное в хромосоме, должно удовлетворять матрице структуры технологической карты раскроя. Поэтому все вновь созданные хромосомы проверяются на допустимость применения в качестве решения.

В рассматриваемом генетическом алгоритме реализована стратегия элитизма, при которой несколько лучших индивидуумов переходит в следующее поколение без изменений. Количество элитных индивидуумов KI определяется по формуле

$$KI = (1 - SO)RP,$$

где SO – степень обновления популяции, RP – размер популяции.

После формирования начальной популяции осуществляется процесс синтеза новых решений (поколений) задачи посредством кроссовера и мутации. Исходными данными для него являются хромосомы текущей популяции. Исследуемая в некоторый момент времени популяция называется текущей. В первой итерации алгоритма текущая популяция совпадает с начальной.

Данный генетический алгоритм можно назвать гибридным, так как в нем реализовано целенаправленное изменение хромосом для улучшения значений целевой функции $F(k)$. Для этого предлагается ликвидировать имеющиеся пересечения в маршрутах, используя оператор инверсии, а также применить к каждой хромосоме операцию разнообразия, которая вносит некоторые изменения в отдельную хромосому, не меняя порядка вырезаемых контуров. Данные изменения относятся к координатам начальных точек вырезки контуров деталей.

После скрещивания и мутации размер популяции увеличивается. Однако для последующих преобразований необходимо сократить число хромосом текущей популяции. Такая процедура носит название селекции. В текущей популяции, состоящей из родителей и потомков, производится отбор лучших решений, т. е. хромосом с наилучшим значением целевой функции, которая показывает, насколько исследуемая хромосома близка к оптимальному решению.

Для текущей популяции повторяются все описанные процедуры. Процесс продолжается до тех пор, пока не будет обработано заданное число поколений. При этом каждая последующая популяция должна быть лучше, чем предыдущая. Решению задачи соответствует хромосома с наилучшим значением целевой функции.

На основе тестовых данных в ходе экспериментальных исследований выбираются параметры гибридного генетического алгоритма согласно табл. 1.

Количество поколений, которое требуется для нахождения кратчайшего маршрута, зависит также от начальной генетической информации в первом поколении, поэтому оно меняется от попытки к попытке. Для получения наи-

Т а б л и ц а 1

Параметры гибридного генетического алгоритма

№ п/п	Наименование параметра	Обозначение	Рекомендуемое значение
1	Размер популяции	RP	20–100
2	Число генераций	TG	20–100
3	Вероятность скрещивания	PS	0,7–0,9
3	Вероятность мутации	PM	0,05–0,10
4	Степень обновления популяции	SO	0,95–1,00
5	Количество попыток	KP	3–5
6	Максимальная длина активного хода исполнительного инструмента (мм)	MD	200–300

лучшего результата работы генетического алгоритма рекомендуется сделать несколько попыток (3–5).

Общую схему реализованного генетического алгоритма можно представить следующим образом.

Шаг 1. Построение матрицы вложенности контуров.

Шаг 2. Применение жадного алгоритма для построения маршрута.

Шаг 3. Ввод параметров расчета.

Шаг 4. Порядковый номер попытки $i = 1$ ($i = 1, 2, \dots, KP$).

Шаг 5. Формирование начальной популяции i -й попытки.

Шаг 6. Целенаправленное изменение хромосом начальной популяции.

Шаг 7. Порядковый номер генерации i -й попытки $j = 1$ ($j = 1, 2, \dots, TG$).

Шаг 8. Выделение элиты и формирование текущей j -й популяции.

Шаг 9. Скрещивание хромосом в j -й популяции.

Шаг 10. Мутация хромосом в j -й популяции.

Шаг 11. Целенаправленное изменение новых хромосом.

Шаг 12. Добавление новых хромосом к j -й популяции.

Шаг 13. Добавление элиты к j -й популяции.

Шаг 14. Селекция в j -й популяции.

Шаг 15. Переход к следующей популяции: $j = j + 1$.

Шаг 16. Если $j \leq TG$, то переход к шагу 8, иначе определение наилучшего маршрута i -й попытки.

Шаг 17. Переход к следующей попытке: $i = i + 1$.

Шаг 18. Если $i \leq KP$, то переход к шагу 5, иначе определение наилучшего маршрута за время работы алгоритма.

Шаг 19. Вывод результирующего маршрута.

В каждой популяции хромосомы могут подвергаться действиям различных операторов. К генетическим относят операторы скрещивания, мутации, инверсии, разнообразия и селекции.

Генетические операторы разработанного алгоритма. Оператор скрещивания представляет собой процесс, в ходе которого выбирают два подходящих индивидуума и скрещивают их. При этом потомство получит некото-

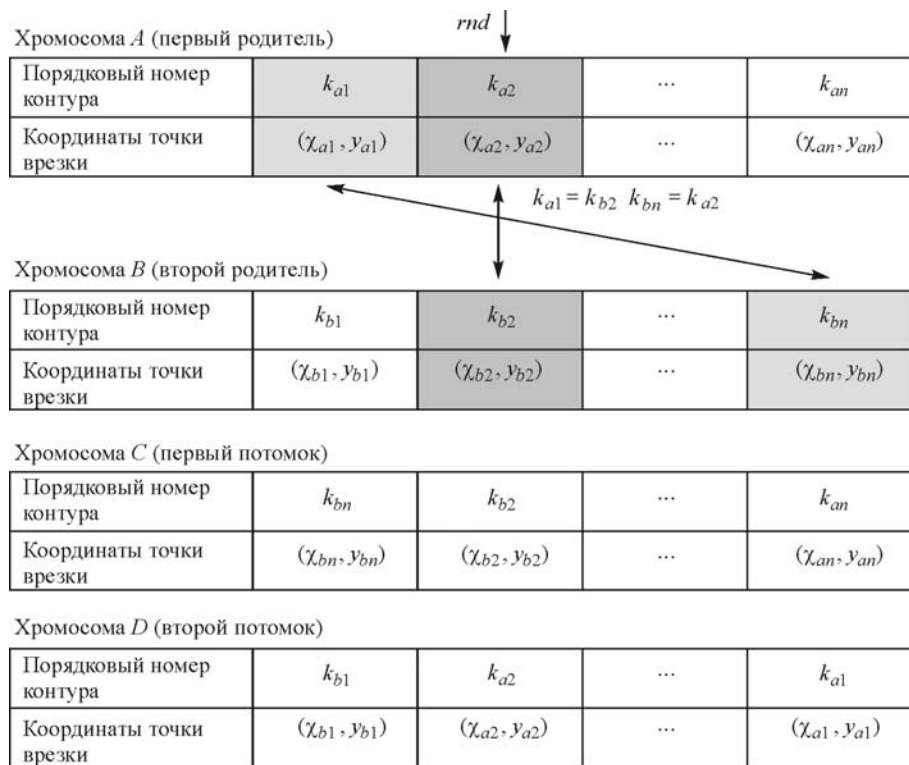


Рис. 1. Механизм реализации операции скрещивания

рые черты от обоих родителей. Механизм скрещивания для рассматриваемой задачи имеет ряд особенностей (рис. 1).

Один индивидуум выбирается с наилучшим значением целевой функции в текущей популяции, а другой – случайно. Обмен значениями случайно выбранного гена в хромосомах происходит только в том случае, если вероятность обмена меньше заданной вероятности скрещивания PS .

В данной реализации оператор скрещивания является модифицированным, так как в нем предусмотрен механизм, исключающий возникновение «нелегальных» решений. Такими решениями считаются хромосомы, не отвечающие условию задачи, а именно имеющие дублирование участков траектории.

Общая схема реализованного оператора скрещивания имеет следующий вид.

Шаг 1. Порядковый номер итерации $i = 0$.

Шаг 2. Выбрать хромосому с лучшим значением целевой функции $F(k)$ в текущей популяции как первого родителя.

Шаг 3. Выбрать произвольно второго родителя в текущей популяции.

Шаг 4. Сгенерировать случайное число rnd , причем $0 \leq rnd < 1$.

Шаг 5. Если $rnd < PS$, то применить операцию скрещивания к выбранным хромосомам и сохранить получившихся потомков.

Шаг 6. Переход к следующей итерации: $i = i + 1$.

Шаг 7. Если $i < RP$, то перейти к шагу 3.

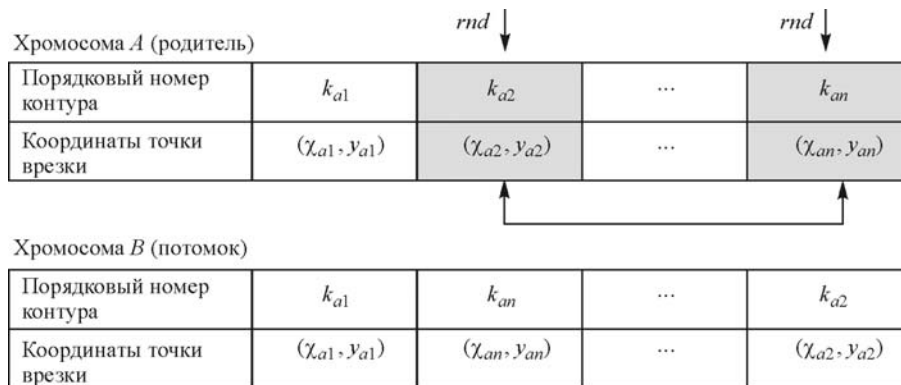


Рис. 2. Механизм реализации операции мутации

Оператор мутации также служит для продолжения эволюции. Однако вместо комбинирования родительских качеств мутация вносит изменение в один индивидуум путем случайного изменения одной из хромосом. Мутация очередной хромосомы текущей популяции происходит только в том случае, если вероятность изменения хромосомы меньше заданной вероятности мутации (рис. 2).

В хромосоме, подвергающейся изменению, случайным образом выбирают два гена, которые обмениваются значениями между собой. Общую схему реализованного оператора мутации можно представить в следующем виде.

Шаг 1. Порядковый номер итерации $i = 0$.

Шаг 2. Сгенерировать случайное число rnd , причем $0 \leq rnd < 1$.

Шаг 3. Если $rnd < PM$, то применить операцию мутации к i -й хромосоме текущей популяции и сохранить получившегося потомка.

Шаг 4. Переход к следующей итерации: $i = i + 1$.

Шаг 5. Если $i < RP$, то перейти к шагу 2.

Оператор селекции формирует новое поколение из хромосом с лучшими значениями целевой функции $F(k)$. Он уничтожает большую часть популяции и освежает генетический материал, пополняя популяцию большим количеством новых членов. В результате выполнения оператора селекции размер популяции нового поколения вновь становится равным RP .

Оператор инверсии изменяет характер связей между компонентами хромосомы. Он берет хромосому, случайным образом выбирает в ней две точки разрыва и располагает в обратном порядке элементы, попавшие между точками разрыва.

В данном случае оператор инверсии имеет целенаправленный характер и предназначен для ликвидации имеющихся пересечений в маршрутах, описываемых хромосомами. Таким образом, точки разрыва в хромосоме выбираются не случайным образом, а целенаправленно.

Как известно, необходимым условием оптимального решения таких задач является отсутствие пересечения звеньев (рис. 3).

Очевидно, что необходимо удалить ребра $((x_i, y_i); (x_{i+1}, y_{i+1}))$ и $((x_j, y_j); (x_{j+1}, y_{j+1}))$ и заменить их ребрами $((x_i, y_i); (x_{j+1}, y_{j+1}))$ и $((x_j, y_j); (x_{i+1}, y_{i+1}))$.

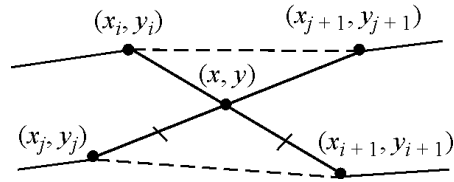


Рис. 3. Устранение пересечений в маршруте

Процедура определения пересечения звеньев маршрута последовательно выполняется для всех пар переходов в маршруте $K = (k_0, k_1, \dots, k_n, k_0)$, где точка k_0 соответствует началу координатной системы, а остальные k_s ($s = 1, \dots, n$) – начальным точкам вырезки контуров.

Все пересечения устраняются за конечное число таких просмотров, так как при исключении каждого пересечения длина маршрута уменьшается на конечную величину и ограничена снизу длиной оптимального маршрута. При этом необходимо учитывать вложенность контуров деталей.

Оператор разнообразия также вносит целенаправленные изменения в отдельный индивидуум, но это очень небольшие изменения в каждой хромосоме, в отличие от изменения хромосомы при мутации. Они относятся к координатам начальных точек вырезки контуров деталей.

Для улучшения значения целевой функции каждая хромосома обрабатывается итерационным алгоритмом, основанным на методе циклического координатного спуска. Идея метода заключается в том, что его итерация (цикл) состоит из последовательности шагов. В процессе реализации каждого шага значения целевой функции $F(k)$ улучшаются, так как минимизируется компонента этой функции, зависящая от координат начальной точки вырезки соответствующего контура.

В процессе работы итерационного алгоритма смежные участки траектории движения попарно рассматриваются и заменяются отрезком или ломаной линией минимально возможной длины с учетом принадлежности начальных точек вырезки соответствующим контурам деталей.

Целевая функция ограничена снизу длиной оптимального маршрута. Если изменения целевой функции $F(k)$ для двух последних итераций не пре-

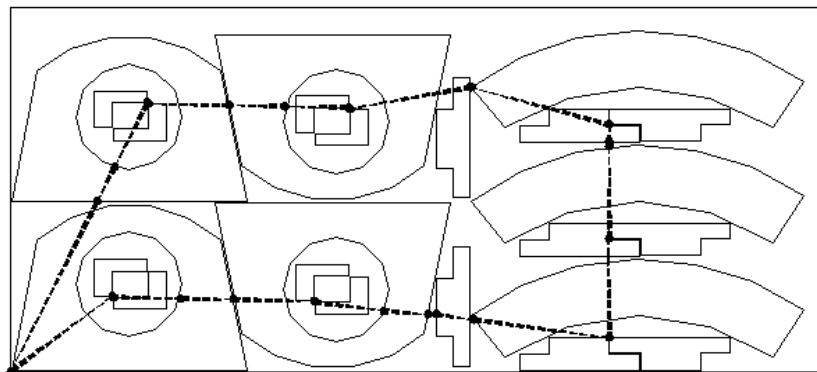


Рис. 4. Маршрут движения исполнительного инструмента при реализации гибридного алгоритма

высили заданную точность ε , то итерационный алгоритм оператора разнообразия прекращает свою работу.

Для минимизации количества врезок приоритетным является выбор начальной точки вырезки контура, совпадающей с начальными точками вырезки смежных контуров.

Реализация гибридного генетического алгоритма. Программный комплекс создан в среде разработки приложений VisualLISP и представляет собой VLX-приложение. Программное обеспечение использует для диалога с пользователем DCL-файлы.

Т а б л и ц а 2

Данные сравнительного анализа методов построения кратчайших маршрутов

№ п/п	Количество контуров	Длина результатного маршрута, мм			
		Гибридный генетический алгоритм	Классический гибридный алгоритм	Алгоритм ближайшего соседа	Алгоритм самого дешевого включения
1	5	1986,1	2016,3	3044,5	2051,5
2	10	2991,3	3837,1	5049,0	3293,3
3	15	4280,4	6272,5	7826,8	4524,0
4	20	5763,6	7502,6	8881,4	6550,1
5	25	6548,1	9175,9	11986,6	7292,5
6	30	8400,0	10242,5	13250,2	8985,7
7	35	9847,7	13160,8	15575,5	11209,7
8	40	11503,0	15837,6	18579,5	12956,2
9	45	13387,0	17359,5	20142,5	14725,7
10	50	15836,7	20158,9	23862,7	17420,4
11	55	17162,4	22474,5	26330,7	19529,7
12	60	18250,3	24373,9	30172,8	22039,6
13	65	21092,8	27565,2	32284,5	23202,1
14	70	23875,3	30273,1	34521,9	26262,8
15	75	24938,7	32571,4	39387,2	27432,6
16	80	27552,3	35642,8	42175,1	32058,8
17	85	30273,9	39540,4	45832,4	33301,3
18	90	31871,2	41284,7	48751,3	37592,4
19	95	35958,1	46683,5	54039,7	39056,1
20	100	37172,8	49256,8	56872,4	40908,5

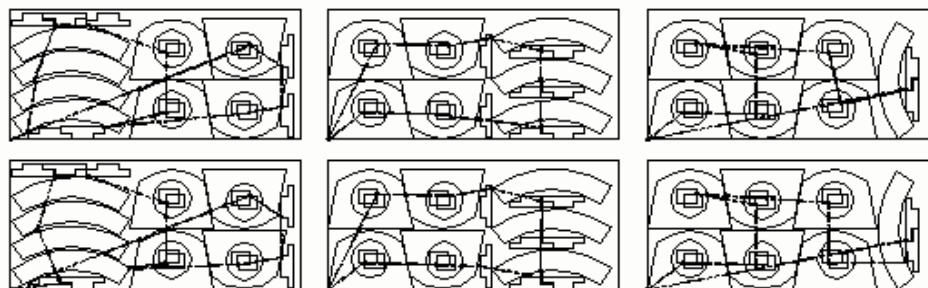


Рис. 5. Тестовые примеры фигурного раскроя с маршрутами обхода

Конкретная реализация работы программного комплекса, являющегося приложением системы AutoCAD, для фрагмента технологической карты раскроя представлена на рис. 4. Траектория движения исполнительного инструмента начинается и заканчивается в начале координатной системы, имеет направленный характер и начальные точки вырезки для каждого контура деталей. В результате работы программы формируется файл отчета с координатами начальных точек вырезки контуров.

Для четырех методов решения данной задачи проведен сравнительный анализ, основные результаты которого представлены в табл. 2 в виде зависимостей длины результатного маршрута от количества контуров деталей на технологической карте раскроя (исследование проводилось для периодического раскроя).

В ходе экспериментов выявлено, что предложенный гибридный генетический алгоритм по длине пути дает результаты в среднем на 20 % лучше классического генетического алгоритма (с аналогичными параметрами и без гибридизации), на 30 % лучше алгоритма ближайшего соседа, на 10 % лучше алгоритма самого дешевого включения.

Тестовые примеры работоспособности программы приведены на рис. 5.

Заключение. Результаты проведенного исследования позволяют применить эффективный алгоритм, основанный на бионических принципах, к решению широкого класса задач дискретно-непрерывной структуры. Использование разработанного комплекса для тепловой резки металла способствует повышению коэффициента затрат металла в среднем на 5–10 %, снижению энергетических затрат на резку металла, увеличению ресурсов использования режущего инструмента, сокращению в несколько раз сроков проектирования, повышению качества проектных решений.

Дальнейшая работа проводится с целью повышения эффективности гибридного генетического алгоритма. В последнее время в области исследований, направленных на повышение эффективности генетических алгоритмов, большое значение приобрели идеи создания адаптивных генетических алгоритмов, которые могут изменять свои параметры в процессе работы [13]. Адаптивные алгоритмы способны изменять суть генетических операторов, вероятность мутации и даже генотип алгоритма.

Таким образом, генетические алгоритмы представляют собой одну из активно развивающихся парадигм обширной области алгоритмов поиска оптимальных решений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Комплекс программ «Маршрут»**. Руководство пользователя // <http://vikt.mega.ru/route.html> (МГТУ им. Н. Э. Баумана, каф. Системы автоматизированного проектирования).
2. **Bard J. F., Feo N. F.** Operations sequencing in discrete parts manufacturing // Management Sci. 1989. **35**. P. 249.
3. **Bellman R. E., Dreyfus S. E.** Applied Dynamic Programming. N. Y.: Princeton University Press, 1962.
4. **Hart J. P., Shogan A. W.** Semi-greedy heuristica: an empirical study // Operation Research Lett. 1987. **6**. P. 107.
5. **Kureichik V. M. et al.** Some new features in genetic solution of the traveling Salesman problem // Proc. of the Second Intl. Conf. Adaptive Computing in Engineering, Design and Control. Plymouth, 1996. P. 294.
6. **O'Rourke J., Rippe J.** Two segment classes with Hamiltonian visibility graphs // Вычислительная геометрия. 1994. № 4. С. 209.
7. **Полещук Н. Н.** VisualLISP и секреты адаптации AutoCAD. С.-Пб.: БХВ-Петербург, 2001.
8. **Сухарев А. Г., Тимохов А. В., Федоров В. В.** Курс методов оптимизации. М.: Наука, 1986.
9. **Костюк Ю. Л., Жихарев С. А.** Эффективный алгоритм приближенного решения метрической задачи коммивояжера // Дискретный анализ и исследование операций. 2000. Сер. 2. **7**, № 1. С. 65.
10. **Holland J.** Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press Ann Arbor, 1975.
11. **Feo N. F., Bard J. F.** The cutting path and tool selection problem in computer-aided process planning // Journ. Manufactur. Syst. 1989. **8**. P. 17.
12. **Растринин Л. А.** Адаптация сложных систем. Методы и приложения. Рига: Зинатне, 1981.
13. **Корнеев В. В., Гареев А. Ф., Васютин С. В., Райх В. В.** Базы данных. Интеллектуальная обработка информации. М.: Нолидж, 2000.
14. **Goldberg D. E.** Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning. Adison Wesley, Reading, MA, 1989.

*Новосибирский государственный
технический университет,
E-mail: pushkaryova@sibmail.ru*

*Поступила в редакцию
27 сентября 2005 г.*